فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
دوره چهارده، شماره پنجاه و شش، پائیز ۱۴۰۲
نوع مقاله: علمی پژوهشی
صفحات: ۲۱۷-۱۹۹

پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بر روی داده های محدوده‌ی کمترین قیمت

بهمن اشرفی‌جو[۱]
ناصر فقهی‌فرهمند[۲]
یعقوب علوی‌متین[۳]
کمال‌الدین رحمانی‌یوشانلویی[۴]

تاریخ دریافت مقاله : ۱۴۰۱/۰۶/۲۱ تاریخ پذیرش مقاله : ۱۴۰۱/۱۰/۰۷

چکیده

امروزه یکی از مهم‌ترین چالش‌ها در بازار سرمایه پیش‌بینی قیمت سهام می‌باشد. داده‌های قیمت سهام، یک سری زمانی مالی را نشان می‌دهد که پیش‌بینی روند آن به دلیل ماهیت پویای آن بسیار دشوار می‌باشد. یکی از جدیدترین روش‌های مورد استفاده در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی، شبکه‌ی عصبی پس‌انتشار خطا BPNN می‌باشد. در این مقاله از شبکه‌های عصبی مصنوعی براساس سه الگوریتم یادگیری مختلف لونبرگ – مارکوارت LM، گرادیان مزدوج مقیاس شده SCG و منظم‌سازی بیزین BR برای پیش‌بینی بازار سهام براساس داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت و همچنین داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای شاخص بورس استفاده کرده و نتایج آن‌ها را با یکدیگرمقایسه می‌کنیم. هر سه الگوریتم تخمین ۹۹,۹٪ را با استفاده از داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت فراهم می‌کنند. اما زمان استفاده از داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای، دقت تخمین به ترتیب به ۹۶,۲ ٪، ۹۷,۰ ٪ و ۹۸,۹ ٪ برای الگوریتم لونبرگ-مارکورات، گرادیان مزدوج مقیاس شده و منظم سازی بیزین کاهش می‌یابد که در مقایسه با نتایج به دست آمده با استفاده از داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت، دقت پیش بینی به اندازه قابل توجهی کاهش می‌یابد، در نهایت شبکه‌ی عصبی بهینه با روش رگرسیون مقایسه شده تا مشخص شود نتایج شبکه‌ی عصبی در سری‌های زمانی غیرخطی پیچیده، کاراتر از روش‌های خطی می‌باشد.

کلمات کلیدی

شبکه‌های عصبی، لونبرگ-مارکوارت، گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده، منظم‌سازی بیزین، محدوده‌ی کمترین قیمت، رگرسیون

۱-گروه مدیریت صنعتی، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران. stu.ashrafijoo@iaut.ac.ir
۲-گروه مدیریت صنعتی، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران. (نویسنده مسئول) farahmand@iaut.ac.ir
۳-گروه مدیریت صنعتی، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران. alavimatin@iaut.ac.ir
۴-گروه مدیریت صنعتی، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران. kamaleddinrahmani@iaut.ac.ir

مقدمه

بازار سهام مکانی برای تجارت سهام شرکت‌ها و گاهی محصولات و مشتقات یک شرکت با قیمت توافقی است. عرضه و تقاضای سهام، بازار بورس را به حرکت در می‌آورد. در هر کشوری بازار سهام یکی از نوظهورترین بخش‌ها می‌باشد. امروزه بسیاری از مردم به طور غیر مستقیم و یا مستقیم به این بخش مرتبط هستند. بنابراین، ضروری است که در مورد حرکت این بازار بیشتر بدانیم. بنابراین، با توسعه‌ی بازار سهام، مردم به پیش‌بینی قیمت سهام علاقمند می‌شوند. اما، به دلیل ماهیت پویا[۱] و تغییرات سریع در قیمت سهام، پیش‌بینی قیمت سهام به یک کار چالش برانگیز تبدیل می‌شود. بازارهای بورس اغلب یک سیستم آشوبناک[۲] غیر پارامتریک[۳]، غیرخطی[۴]، پر متغیر و غیر قطعی[۵] هستند (آهنگر، ۲۰۱۰). همانطور که فن‌آوری در حال افزایش است، معامله‌گران سهام به سمت استفاده از سیستم‌های تجاری هوشمند به جای تجزیه و تحلیل بنیادی برای پیش‌بینی قیمت سهام حرکت می‌کنند و این موضوع به آنها کمک می‌کند تا تصمیمات سرمایه‌گذاری سریع و موثری بگیرند. یکی از اهداف اصلی یک معامله‌گر پیش‌بینی قیمت سهام است به طوری که بتواند آن را قبل از کاهش ارزش آن بفروشد، یا قبل از افزایش قیمت، سهام را خریداری کنید. فرضیه‌ی بازار کارآمد بیان می‌کند که پیش‌بینی قیمت سهام ممکن نیست و اینکه سهام همواره بصورت تصادفی رفتار می‌کند. به دلیل در دسترس بودن مقدار قابل‌توجهی از داده‌ها و پیشرفت‌های نرم‌افزاری، اکنون می‌توانیم یک الگوریتم مناسب را برای پیش‌بینی ایجاد کنیم که نتایج آن می‌تواند سود برای معامله‌گران یا شرکت‌های سرمایه‌گذاری را افزایش دهد[۱].

بیان مساله

برای پیش‌بینی قیمت سهام بطور عام چندین رویکرد وجود دارد که عبارتند از: تجزیه و تحلیل بنیادی[۶] و تجزیه و تحلیل تکنیکال[۷]، پیش‌بینی سری‌های زمانی سنتی و روش یادگیری ماشین[۸]. روش‌های رگرسیون کلاسیک قبلی مانند رگرسیون خطی، رگرسیون چندجمله‌ای و غیره برای پیش‌بینی روند سهام استفاده می‌شوند. همچنین، مدل‌های آماری سنتی که شامل هموارسازی نمایی[۹]، میانگین متحرک[۱۰]و ARIMA[۱۱] هستند، پیش‌بینی خود را به صورت خطی انجام می‌دهند. امروزه، ماشین‌های بردار پشتیبان[۱۲] و شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور روز افزون برای پیش‌بینی حرکت قیمت سهام استفاده می‌شوند(کورتس، ۱۹۹۵). هر الگوریتمی روش خود را برای ایجاد و یادگیری الگوها و سپس پیش‌بینی دارد[۲]. شبکه عصبی مصنوعی یک روش کارا و نوینی است که علاوه بر روش‌های محاسباتی و آماری، تجزیه و تحلیل بنیادی را نیز برای پیش‌بینی در بازارهای مالی ترکیب می‌کند. شبکه‌ی عصبی مصنوعی شامل مجموعه‌ای از توابع محرک[۱۳] و هزینه[۱۴] و آستانه[۱۵] می‌باشد. این توابع بر روی داده‌های

قبلی اثر گذاشته و با وزن‌های تطبیقی آموزش داده می‌شوند و برای پیش‌بینی آینده مورد استفاده قرار می‌گیرند(تیلور، ۲۰۰۲). در سال ۲۰۱۷، مهدی خاشعی و زهرا حاجی رحیمی عملکرد استراتژی‌های سری و موازی را برای تعیین استراتژی‌های دقیق‌تر با استفاده از ARIMA و شبکه‌ی عصبی چند لایه‌ی پرسپترون مورد ارزیابی قرار دادند(خاشعی، ۲۰۱۷). داده‌های مورد استفاده در این پژوهش موردی، داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت شاخص بورس اوراق بهادار تهران از ابتدای مهر سال ۱۳۹۹ تا اخر آذر همان سال است که در حدود ۶۵۰۰ داده در روز را شامل می شود. مجموعه‌ی کل داده‌ی مورد استفاده شامل تقریبا ۴۳۰،۰۰۰ نقطه‌داده است. قیمت سهام در شروع هر ۳۰ دقیقه از داده‌های محدوده ی کمترین قیمت استخراج می‌شود. این داده‌ها مجموعه‌ی داده ثانویه است که همان الگوریتم‌ها بر روی آن اجرا خواهند شد. در این پژوهش، ما پیش‌بینی‌هایی را در محدوده‌ی کمترین قیمت و داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی مشابه انجام داده و نتایج آن‌ها را مقایسه می‌کنیم[۳،۴،۱۱].

تجزیه و تحلیل

در این پژوهش، از تغییرات شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده کرده‌ایم. اما کارایی پیش‌بینی توسط شبکه عصبی به الگوریتم یادگیری مورد استفاده برای آموزش شبکه‌ی عصبی بستگی دارد. این پژوهش در حقیقت نتایج سه الگوریتم یادگیری مختلف را مقایسه می‌کند، لونبرگ - مارکوارت، گرادیان مزدوج مقیاس‌بندی شده و منظم‌سازی بیزین. همان طور که در شکل ۱ نشان داده شده است از شبکه‌های عصبی با ۲۰ لایه پنهان و ورودی ۵۰ داده قیمت استفاده شده است. بنابراین، هر پیش‌بینی با استفاده از آموزش ۵۰ مقدار آخر مشخص می‌شود.

الگوریتم لونبرگ - مارکوارت

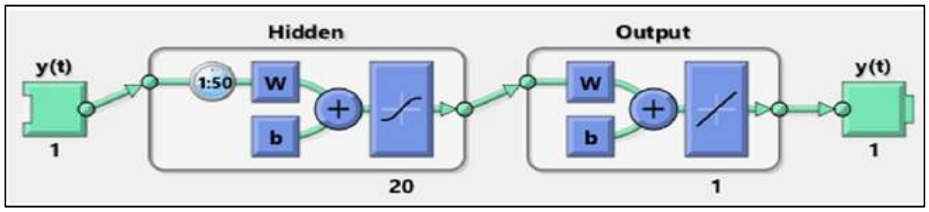
الگوریتم لونبرگ-مارکوارت روشی است برای یافتن کمینه‌ی یک تابع غیرخطی چند متغیره که به عنوان یک روش استاندارد برای حل مسئله حداقل مربعات خطا [۱۶]برای توابع غیرخطی مورد استفاده قرار می‌گیرد. الگوریتم لونبرگ-مارکوارت بین الگوریتم گاوس-نیوتون[۱۷] و روش گرادیان کاهشی [۱۸]،درونیابی[۱۹] می‌کند. لونبرگ-مارکوارت از گاوس-نیوتون مقاوم‌تر است بدین معنی که در بسیاری مواقع، حتی اگر بسیار دورتر از کمینه نهایی شروع کرده باشد، حداقل یک جواب را پیدا می‌کند. از دیگر سو، برای تابع‌های خوش رفتار و پارامترهای آغازین معقول، لونبرگ-مارکوارت کمی کندتر از گاوس-نیوتون است. لونبرگ-مارکوارت پرطرفدارترین الگوریتم برازش خم است و کاربران اندکی ممکن است به روش‌های دیگر برازش خم نیاز پیدا کنند[۹،۵].

در این پژوهش الگوریتم لونبرگ-مارکوارت برای تخمین نرخ سرعت آموزش مرتبه‌ی دوم برای جلوگیری از محاسبه ماتریس هسین[۲۰] اصلاح شده و برای حل یک مساله حداقل مربعات خطای غیر خطی استفاده شده است. باید دقت کرد اگر تابع محرک به شکل مجموع مربعات باشد ماتریس هسین را می‌توان با معادله (۱) تخمین زد.

$$H = J^T J \qquad (۱)$$

معادله (۱) برای اجتناب از محاسبه‌ی سنگین ماتریس هسین استفاده می‌شود زیرا می‌تواند با استفاده از ماتریس ژاکوبی[۲۱] محاسبه شود. گرادیان در معادله (۲) محاسبه می‌شود، که مشتق مرتبه اول تابع خطای کل است و برای به روز رسانی وزن‌ها در معادله (۴) استفاده می‌شود.

$$g = J^T e \qquad (۲)$$



شکل ۱: ساختار شبکه عصبی مصنوعی

در معادله (۲)، J ماتریس ژاکوبی و e بردار خطاهای شبکه است. تمام مشتقات اول که مربوط به خطاهای شبکه هستند و با بایاس[۲۲] ها و وزن‌های موجود در J مطابقت دارند محاسبه می‌شوند. با در نظر گرفتن این که ماتریس هسین $J^T J$ معکوس پذیر است، محاسبه لونبرگ-مارکوارت تقریب دیگری از ماتریس هسین را برای کاربرد بهتر در تخمین پیدا می‌کند:

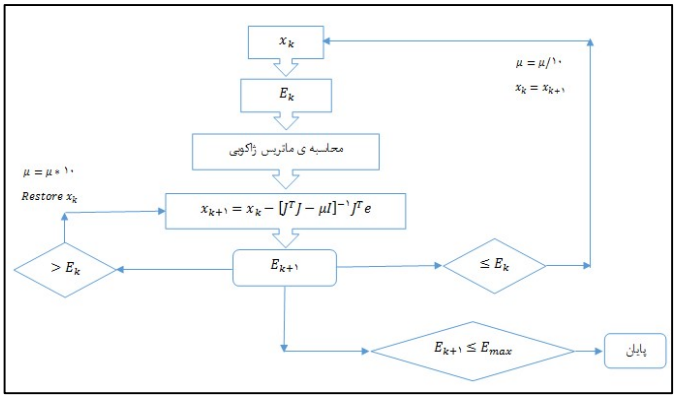
$$H = J^T J + \mu I \qquad (۳)$$

که در آن μ ضریب عددی و I ماتریس همانی هست. با ترکیب معادله (۲) و (۳)، الگوریتم لونبرگ - مارکوارت به شکل تعمیم یافته‌ی معادله نیوتن خواهد شد:

$$x_{k+1} = x_k - [J^T J - \mu I]^{-1} J^T e \qquad (۴)$$

اگر ضریب عددی صفر باشد، این الگوریتم مشابه روش نیوتن خواهد بود که از تقریب ماتریس هسین استفاده می‌کند. اگر μ بزرگ شود، این الگوریتم شبیه به گرادیان نزولی[۲۳] با اندازه گام کوچک خواهد بود. اما روش نیوتون نزدیک به کمینه‌ی خطا بسیار نزدیک‌تر و سریع‌تر است. بنابراین، هدف اصلی این است که هرچه سریع‌تر به سمت روش نیوتن حرکت کنیم. بنابراین کاهش μ بعد از هر گام موفق منجر به کاهش عملکرد شبکه عصبی می‌شود. همان طور که در شکل ۲ نشان‌داده شده‌است، μ تنها زمانی

افزایش می‌یابد که بهبود در عملکرد در هر مرحله‌ی آزمایشی وجود داشته باشد. بنابراین، در هر تکرار، مقدار تابع عملکرد همیشه کاهش می‌یابد. یکی از مزیت های قابل توجه الگوریتم لونبرگ-مارکوارت این است که به ترتیب برای مقادیر بزرگ μ و مقادیر کوچک μ به طور مشابه با جستجوی گرادیان و روش نیوتن عمل می‌کند. الگوریتم لونبرگ-مارکوارت برترین ویژگی‌های الگوریتم گرادیان کاهشی و تکنیک گاوس-نیوتن را ادغام می‌کند و از بسیاری از محدودیت‌های آنها نیز اجتناب می‌نماید. بدین مفهوم که این الگوریتم مشکل همگرایی آهسته را به طور موثر مدیریت می‌کند(Hagan, 1994).



شکل ۲: نمودار جریان الگوریتم لونبرگ-مارکوارت

الگوریتم گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده

در الگوریتم پس انتشارخطا، وزن‌ها در تندترین جهت گرادیان نزولی تنظیم می‌شوند زیرا مقدار تابع عملکرد[۲۴] شبکه عصبی به سرعت در این جهت کاهش می‌یابد. اما کاهش سریع مقدار تابع عملکرد در این جهت همیشه نشان‌دهنده سریع‌ترین هم‌گرایی نیست. بنابراین جستجو در امتداد جهات دوتایی در الگوریتم‌های گرادیان مزدوج انجام می‌شود و معمولا هم‌گرایی سریع‌تر از جهت تندترین نزول را ایجاد می‌کند. در شبکه‌های عصبی برای یافتن طول گام[۲۵] به روز رسانی شده وزن، بیشتر الگوریتم‌ها از یک نرخ یادگیری استفاده می‌کنند. اما، اندازه گام در هر تکرار در اکثر الگوریتم‌های گرادیان مزدوج اصلاح می‌شود. بنابراین، برای کاهش مقدار تابع عملکرد، جستجو در امتداد جهت گرادیان مزدوج برای یافتن اندازه گام انجام می‌شود. مزیت اصلی گرادیان مزدوج مقیاس شده این است که در هر تکرار در مقایسه با سایر الگوریتم‌های گرادیان مزدوج، جستجوی خطی نمی‌کند. در جستجوی خطی، پاسخ‌های شبکه تمام ورودی‌های آموزشی برای هر جستجو که از نظر محاسباتی گران است، بارها محاسبه می‌شود[۵،۷،۸].

بنابراین، برای اجتناب از جستجوی خطی وقت‌گیر، الگوریتم گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده توسط مولر در سال ۱۹۹۳ طراحی شد. الگوریتم گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده یک الگوریتم نظارتی است که کاملا خودکار می‌باشد. این الگوریتم یادگیری شامل هیچ پارامتر مهم وابسته به کاربر نیست و بسیار سریع‌تر از الگوریتم لونبرگ - مارکوارت است. اگر ورودی‌های خالص، وزن‌ها و توابع انتقال مجموعه داده شده، یک تابع مشتق داشته باشند، می‌توانیم از این الگوریتم روی هر مجموعه داده استفاده کنیم، مشتقات عملکرد مربوط به متغیر بایاس X و وزن با استفاده از تکثیر معکوس محاسبه می‌شوند. بنابراین، از جستجوی خطی در هر تکرار برای تقریب اندازه گام مقیاس با استفاده از الگوریتم لونبرگ - مارکوارت اجتناب می‌کند(هاگان، ۱۹۹۶). در الگوریتم گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده فاز آموزش زمانی متوقف می‌شود که هر یک از شرایط زیر برقرار گردد[۱۰]:

- اگر حداکثر تعداد تکرارها به دست آید.
- اگر حداکثر زمان بیش از حد باشد.
- عملکرد به هدف کاهش یابد.
- اگر گرادیان عملکرد کم‌تر از گرادیان نزولی باشد.
- اگر عملکرد اعتبارسنجی[۲۶] از آخرین باری که کاهش یافته است از حداکثر زمان خطای شبکه عبور کرده باشد (هنگام استفاده از اعتبارسنجی).

الگوریتم منظم سازی بیزین

شبکه‌های عصبی مصنوعی منظم شده‌ی بیزین نیاز به اعتبارسنجی طولانی متقابل را حذف یا کاهش می‌دهند. از این رو، نسبت به پس انتشار استاندارد، به طور مقاوم تری عمل می‌کنند. تنظیم کننده‌ی بیزین یک فرآیند ریاضی است که یک رگرسیون غیر خطی را به یک مساله آماری به خوبی مطرح‌شده تبدیل می‌کند. یک مزیت کلیدی این الگوریتم این است که ماهیت احتمالی وزن‌ها در شبکه مربوط به مجموعه داده شده را در نظر می‌گیرد. احتمال انطباق بیش از حد با اضافه شدن لایه پنهان نورون‌ها به شبکه عصبی، به طور چشمگیری افزایش می‌یابد. بنابراین برای یک نقطه توقف، به یک مجموعه اعتبارسنجی نیاز است. در این الگوریتم همه مدل‌های پیچیده غیرمنطقی با اعمال وزن‌های مرتبط مازاد به صفر جریمه می‌شوند. این شبکه وزن‌های غیر بدیهی را آموزش داده و محاسبه خواهد کرد. همانطور که شبکه رشد می‌کند برخی از پارامترها به یک ثابت همگرا خواهند شد. همچنین، نوسانات و نویز در بازارهای سهام منجر به احتمال آموزش بیش از حد برای شبکه‌های پس انتشار پایه می‌شود. اما شبکه‌های

بیزی مهیج‌تر هستند و تمایل به کاهش احتمال برازش بیش از حد دارند و همچنین نیاز به مرحله اعتبارسنجی را نیز حذف می‌کنند. بنابراین، داده‌های موجود برای آموزش افزایش می‌یابد(جاناتان، ۲۰۱۳). شبکه عصبی منظم شده‌ی بیزین همان مزایایی را دارد که الگوریتم پس انتشار گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده دارد. این الگوریتم وزن‌ها و ترکیب خطی خطاهای مربعات را به حداقل می‌رساند [۶،۱۲]. برای‌تعمیم خوب ویژگی‌های شبکه عصبی، این الگوریتم ترکیبات خطی را اصلاح‌می‌کند و شبکه عصبی منظم شده‌ی بیزین جایگزین الگوریتم یادگیری لونبرگ – مارکوارت می‌شود (گارسن،۲۰۱۱).

پیش بینی با استفاده از رگرسیون خطی

زمانی که بیشتر از یک متغیر تاثیر عمده‌ای روی متغیر وابسته دارند، در این وضعیت از رگرسیون چندگانه استفاده جهت پیش‌بینی متغیر وابسته استفاده می‌شود. پارامترهایی که در رگرسیون از آنها استفاده می‌کنیم بر اساس داده‌های نمونه‌های تنظیم شده است. در رگرسیون چندگانه می‌خواهیم رگرسیون جامعه‌ای را که دارای K متغیر مستقل است به صورت زیر محاسبه کنیم:

$$y = \propto + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_k X_k \quad (۵)$$

که در معادله‌ی ۵، j=0,1,2,…,k و β_j ضرایب رگرسیون هستند. این مدل یک ابر صفحه در فضای K بعدی از متغیرهای رگرسیونی X_j است.

در برآورد رگرسیونی پیش‌بینی بورس از سه متغیر ریسک و بازده بازار و تغییرات میزان سود استفاده می‌کنیم و معنی‌دار بودن این متغیرها را با آزمون t استیودنت مورد آزمون قرار داده و مقادیر آماره آزمون از رابطه‌ی ۶ محاسبه می‌شود.

$$t_{\beta_i} = \frac{\beta_i - 0}{S_{\beta_i}} \quad (۶)$$

همچنین برای برآورد پارامترهای مدل فرض صفر و فرض مقابل به شرح زیر است:

$$H_0: \beta_i = 0$$

$$H_1: \beta_i \neq 0 \quad (۷)$$

و نحوه‌ی قضاوت بدین صورت است که اگز مقدار t در ناحیه رد قرار بگیرد، فرض صفر رد می‌شود. با توجه به نتایج حاصل از جدول ۱ و طبق مقادیر t های محاسبه شده برای متغیر ضریب ثابت و احتمال مربوط به آن، از آنجا که مقادیر سطح معنی‌داری t بیشتر از ۰،۰۵ درصد می‌باشد، بنابراین آزمون تساوی ضرایب رگرسیون این متغیر، برابر صفر تائید می‌شود که این مساله نشان می‌دهد متغیر مذکور با سطح معنی داری ۰،۹۵ درصد معنا دار نمی باشد. ولی متغیرهای ریسک، بازده بازار و تغییرات میزان سود در مدل رگرسیون خطی باقی می مانند.

جدول ۱: محاسبه متغیرهای مدل رگرسیون

متغیر	علامت اختصاری	ضریب	آماره t	احتمال
ضریب ثابت	β_0	۱/۳۳	۰/۱۶	۰/۸۷
ریسک	RK	-۱۴/۱۱	-۲/۹	۰
تغییرات میزان سود	UE	۱۴/۵۶	۲/۳۰	۰/۰۳
بازده بازار	RT	۸۱/۶۳	۶/۲۰	۰

مدل برآمده به شکل زیر می‌باشد:

$$R = -14.77RK + 14.56UE + 81.63RT \qquad (8)$$

مدل برآمده از مشاهدات حدود ۳۰ سهم بوده که از سال ۱۳۶۹ الی ۱۳۹۹ مورد بررسی و تحلیل قرار گرفته‌اند، از جدول فوق ضریب تعیین تعدیل شده‌ی R^2=./63 ، مقدار اماره‌ی F رگرسیون در مدل برابر با ۱۳,۲۱ می‌باشدکه با توجه به احتمال مربوط به آماره F نتایج حکایت از توان تبیین مدل مذکور دارد. همچنین بین اجزاء مدل همبستگی وجود ندارد.

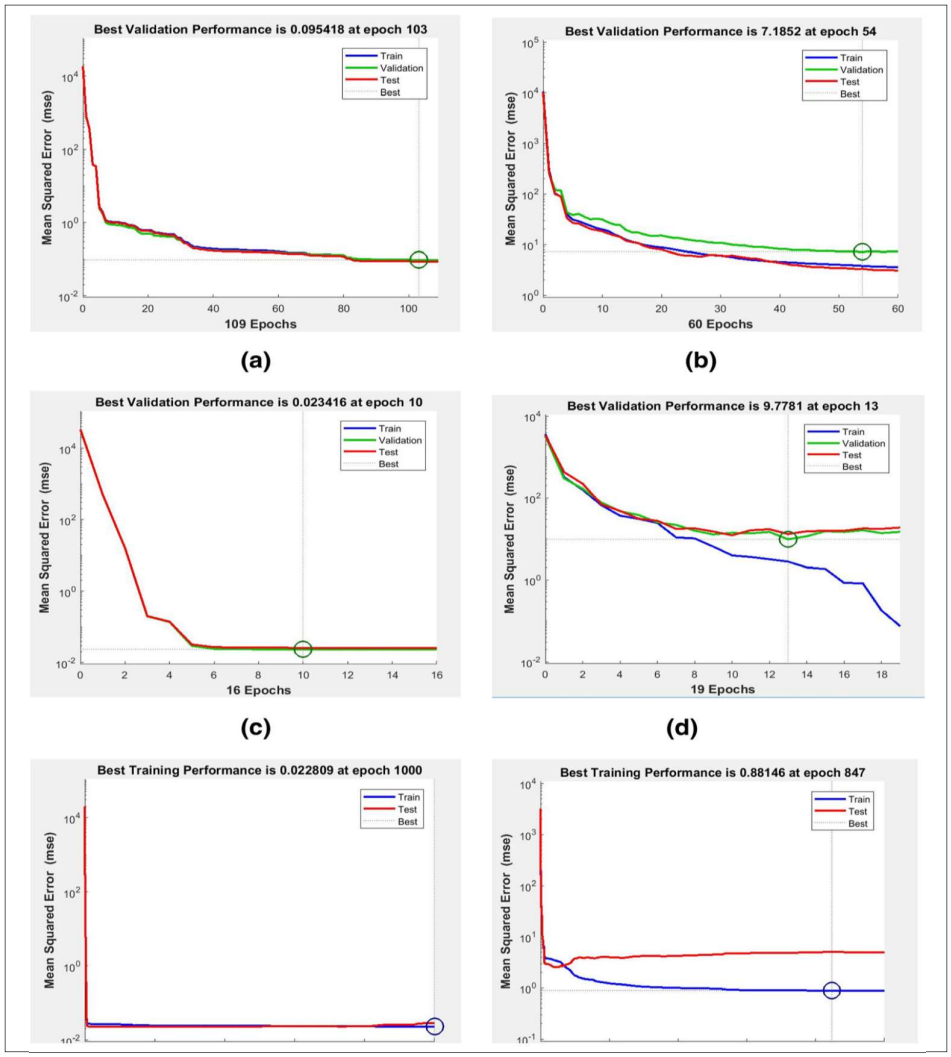
نمودارهای عملکرد شبکه عصبی

نمودارهای عملکرد شبکه عصبی به ما کمک می‌کنند تا تعداد تکرارها (دوره‌ها) را شناسایی کنیم که در آن میانگین مربعات خطا حداقل می‌شود یا تغییر را متوقف می‌کند. تعداد تکرارها زمان را نشان نمی‌دهد زیرا می‌توانیم ببینیم که گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده بهترین اعتبار را در ۱۰۳ (۵۴) تکرار می‌دهد و لونبرگ - مارکوارت در ۱۰ (۱۳) تکرار روی مجموعه داده محدوده‌ی کمترین قیمت (مجموعه داده ۳۰ دقیقه‌ای) می‌دهد اما زمان صرف‌شده توسط گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده کم‌تر از لونبرگ-مارکوارت در هر دو مجموعه داده است. از شکل ۳ می‌بینیم که منظم سازی بیزین کم‌ترین میانگین مربعات خطا را در مقایسه با لونبرگ-مارکوارت و به دنبال آن گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده زمانی که عملکرد کلی در تمام مجموعه داده‌ها وجود دارد، می‌دهد. اما هنگامی که تنها عملکرد در مجموعه داده تست مقایسه می‌شود، گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده بهترین عملکرد را می‌دهد. برای هر سه الگوریتم، از یک مجموعه داده یک‌سان استفاده شده است. آموزش بر روی ۶۰ ٪ از مجموعه داده انجام می‌شود، ۱۵ ٪ از مجموعه داده برای صحت سنجی ها استفاده می‌شود، و ۲۵ ٪ از مجموعه داده برای آزمایش استفاده می‌شود (از آنجا که ۲۵ ٪ از مجموعه داده برای آزمایش استفاده می‌شود، مقدار K در اعتبار سنجی به روش K-Fold ۴ است). همانگونه که شبکه عصبی مصنوعی منظم سازی بیزین از هر دو بخش داده‌ی آموزش و اعتبارسنجی برای آموزش استفاده می‌کند، در مجموع از ۷۵ ٪ مجموعه داده

برای آموزش استفاده می‌کند. مجموعه داده تست به صورت تصادفی از مجموعه داده انتخاب شده است.

نمودارهای رگرسیونی

اعتبار عملکرد شبکه عصبی از طریق نمودارهای رگرسیون تایید می‌شود. بنابراین خروجی شبکه با توجه به اهداف آموزشی، اعتبارسنجی، تست و مجموعه داده‌های کلی توسط نمودارهای رگرسیون نمایش داده می‌شوند. منظم سازی بیزین از کل مجموعه داده اعتبارسنجی برای آموزش نیز استفاده می‌کند. در شکل ۴ می‌توانیم ببینیم که تناسب برای همه مجموعه داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت به عنوان مقادیر R در هر مورد ۰,۹۹ یا بالاتر بسیار خوب است، اما دقت زمانی که از مجموعه داده ۳۰ دقیقه‌ای پیش‌بینی می‌شود، کاهش می‌یابد. تنها منظم سازی بیزین مقدار R تقریبا ۰,۹۹ را بر روی مجموعه داده ۳۰ دقیقه‌ای می‌دهد. دقت گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده و لونبرگ-مارکورات به ترتیب در مجموعه داده ۳۰ دقیقه‌ای به ۹۷ / ۰ و ۹۶ / ۰ کاهش یافت. در اینجا همچنین منظم‌سازی بیزین عملکرد بهتری نسبت به مجموعه داده‌های ناقص لونبرگ-مارکورات و گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده دارد. اما، هنگامی که تنها نمودارهای رگرسیون در مجموعه داده تست مقایسه می‌شوند، گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده بهترین نتایج را می‌دهدکه نمودارهای خروجی بر روی این مطلب تایید می‌کنند که شبکه‌ی عصبی پیش‌بینی بر روی مجموعه داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت، پیش‌بینی‌های بهتری نسبت به پیش‌بینی بر روی مجموعه داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای ارائه می‌دهد.



شکل۳: نمودارهای عملکرد اعتبارسنجی

(a)گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده روی داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت، (b)گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده روی داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای، (c)لونبرگ-مارکوارت روی داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت، (d)لونبرگ-مارکوارت روی داده‌های 30 دقیقه‌ای، (e)تنظیم بیزین روی داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت، (f)تنظیم بیزی روی داده‌های 30 دقیقه‌ای

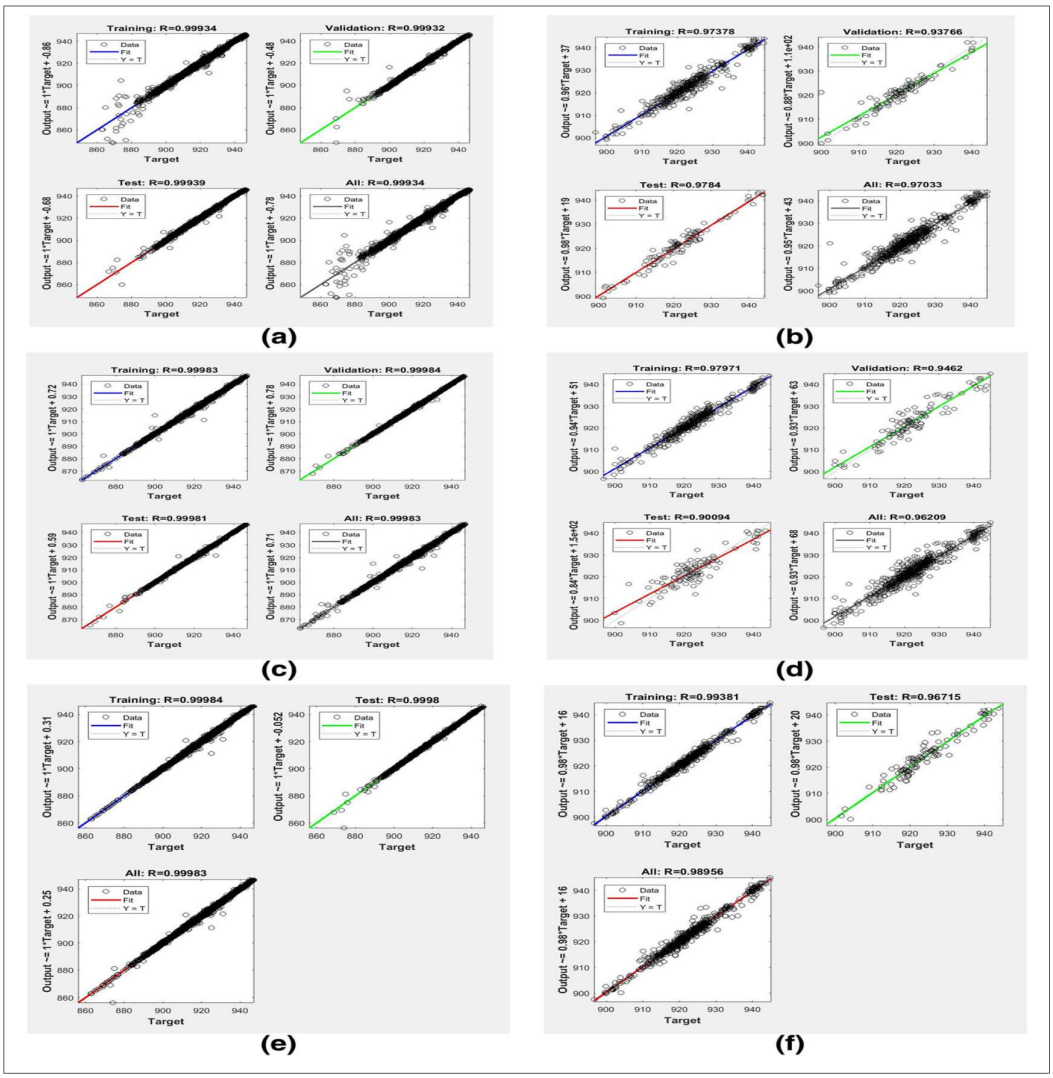
در جدول ۲ دقت پیش‌بینی با استفاده از اعتبارسنجی عمومی و اعتبارسنجی K تایی با استفاده از معیار میانگین مربعات خطا مقایسه شده است. می‌توانیم ببینیم که تغییر قابل‌توجهی در دقت همه الگوریتم ها وجود ندارد. مقایسه مشابهی در جدول ۳ با استفاده از داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت و داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای انجام شده است. در جداول ۴ و ۵، اعتبارسنجی کلی به منظور مقایسه نتایج با استفاده از میانگین مربعات خطا و معیارهای میانگین درصد مطلق خطا MAPE مورد استفاده قرار گرفته است. در هر دو جدول دقت پیش‌بینی با استفاده از شاخص‌های MAPE و MSE مقایسه شده است.

جدول ۲: مقایسه بین اعتبار سنجی کلی و K تایی برای داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت به درصد

الگوریتم	اعتبارسنجی با روش K تایی				اعتبارسنجی عمومی			
	آموزش	اعتبارسنجی	آزمایش	همه داده‌ها	آموزش	اعتبارسنجی	آزمایش	همه داده‌ها
گرادیان مزدوج مقیاس شده	۹۹/۹۴۳	۹۹/۹۳۸	۹۹/۹۴۷	۹۹/۹۴۳	۹۹/۹۳۴	۹۹/۹۳۲	۹۹/۹۳۹	۹۹/۹۳۴
لونبرگ – مارکوارت	۹۹/۹۸۳	۹۹/۹۷۴	۹۹/۸۳	۹۹/۹۸۲	۹۹/۹۸۳	۹۹/۹۸۴	۹۹/۹۸۱	۹۹/۹۸۳
تنظیم بیزین	۹۹/۹۸۴	-	۹۹/۹۷۱	۹۹/۹۸۱	۹۹/۹۸۴	-	۹۹/۹۸	۹۹/۹۸۳

جدول۳: مقایسه بین اعتبار سنجی کلی و K تایی برای داده‌های ۳۰ دقیقه ای به درصد

الگوریتم	اعتبارسنجی با روش K تایی				اعتبارسنجی عمومی			
	آموزش	اعتبارسنجی	آزمایش	همه داده‌ها	آموزش	اعتبارسنجی	آزمایش	همه داده‌ها
گرادیان مزدوج مقیاس شده	۹۷/۴۷۸	۹۷/۱۱۶	۹۵/۵	۹۶/۹۳۴	۹۷/۳۷۸	۹۳/۷۶۶	۹۷/۸۴	۹۷/۰۳۳
لونبرگ – مارکوارت	۹۸/۷۶۲	۹۵/۴۶۱	۹۴/۸۵۳	۹۷/۳۰۴	۹۷/۹۷۱	۹۴/۶۲	۹۰/۹۴	۹۶/۲۰۹
تنظیم بیزین	۹۹/۵۱	-	۹۳/۴۲۲	۹۸/۲۴۵	۹۹/۳۸۱	-	۹۶/۷۱۵	۹۸/۹۵۶



شکل ۴: نمودارهای رگرسیون

(a)گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده روی داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت، (b)روی داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای، (c)لونبرگ-مارکوارت روی داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت، (d)لونبرگ-مارکوارت روی داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای، (e)تنظیم بیزین روی داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت، (f)تنظیم بیزین روی داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای

جدول ۴: مقایسه بین MAPE و MSE برای داده‌های محدوده ی کمترین قیمت به درصد

الگوریتم	MAPE				MSE			
	آموزش	اعتبارسنجی	آزمایش	همه داده‌ها	آموزش	اعتبارسنجی	آزمایش	همه داده‌ها
گرادیان مزدوج مقیاس شده	۹۹/۹۰۹	۹۹/۹۱۴	۹۹/۹۰۲	۹۹/۹۰۸	۹۹/۹۳۴	۹۹/۹۳۲	۹۹/۹۳۹	۹۹/۹۳۴
لونبرگ – مارکوارت	۹۹/۹۸۴	۹۹/۹۷۲	۹۹/۹۸۱	۹۹/۹۸۱	۹۹/۹۸۳	۹۹/۹۸۴	۹۹/۹۸۱	۹۹/۹۸۳
تنظیم بیزین	۹۹/۹۸۴	-	۹۹/۹۳۸	۹۹/۹۷۳	۹۹/۹۸۴	-	۹۹/۹۸	۹۹/۹۸۳

جدول ۵: مقایسه بین MAPE و MSE برای داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای به درصد

الگوریتم	MAPE				MSE			
	آموزش	اعتبارسنجی	آزمایش	همه داده‌ها	آموزش	اعتبارسنجی	آزمایش	همه داده‌ها
گرادیان مزدوج مقیاس شده	۹۷/۱۲۷	۹۵/۹۲۶	۹۶/۹۱۹	۹۶/۹۰۷	۹۹/۹۳۴	۹۹/۹۳۲	۹۹/۹۳۹	۹۹/۹۳۴
لونبرگ – مارکوارت	۹۵/۵۸۸	۸۸/۶۲۲	۸۷/۹۰۳	۹۲/۵۵۳	۹۹/۹۸۳	۹۹/۹۸۴	۹۹/۹۸۱	۹۹/۹۸۳
تنظیم بیزین	۹۹/۷۶۹	-	۹۲/۹۰۸	۹۸/۱۴۷	۹۹/۹۸۴	-	۹۹/۹۸	۹۹/۹۸۳

از جداول ۲، ۳، ۴ و ۵، می‌توانیم بگوییم که پیش‌بینی با استفاده از داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت به جای استفاده از داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت ۳۰ دقیقه‌ای، دقت تخمین بهتری به ما می‌دهد.

نمودارهای ستونی خطا

در شکل ۵، میله‌های قرمز نشان‌دهنده‌ی داده‌های آزمایش، میله‌های سبز نشان‌دهنده‌ی داده‌های اعتبارسنجی و میله‌های آبی نشان‌دهنده داده‌های آموزشی هستند. محدوده خطا (حداکثر خطای منفی تا حداکثر خطای مثبت) به ۲۰ ستون تقسیم می‌شود و نمودارهای رسم می‌شوند. داده‌های پرت را می‌توان در هیستوگرام شناسایی کرد. بنابراین، ستون داده‌ای که در آن تناسب به طور قابل‌توجهی بدتر از ستون داده‌های دیگر است داده‌های پرت نامیده می‌شوند. در این مورد می‌توانیم ببینیم که هر سه روش نتایج بهتری بر روی داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت در مقایسه با داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای می‌دهند. خطای مربوط به داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت به طور عمده در کوچک‌ترین ستون نسبت به خطای صفر است، در حالی که خطا در داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای در چند ستون توزیع شده است. از

هیستوگرام‌های خطا، قابل‌مشاهده است که تنظیم بایاس از نظر دقت نسبت به هر دو مجموعه داده بهتر عمل می‌کند.

مقایسه‌ی پیش بینی شبکه عصبی و رگرسیون

برای مقایسه‌ی دو رویکرد باید از شاخص‌های مناسبی استفاده نمود. میانگین قدرمطلق درصد خطا(معادله‌ی ۱۰)، جذر مربع میانگین خطاها(معادله‌ی ۱۱) و میانگین مربع خطا(معادله‌ی ۱۲) پارامترهایی هستند که برای مقایسه‌ی دو روش و از طریق معادله‌های زیر محاسبه می‌شوند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum[Orginal-Predict]^2}{\mathrm{n}}} \qquad (۹)$$

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{x_t-\hat{x}}{x_t}\right|}{n} \qquad (۱۰)$$

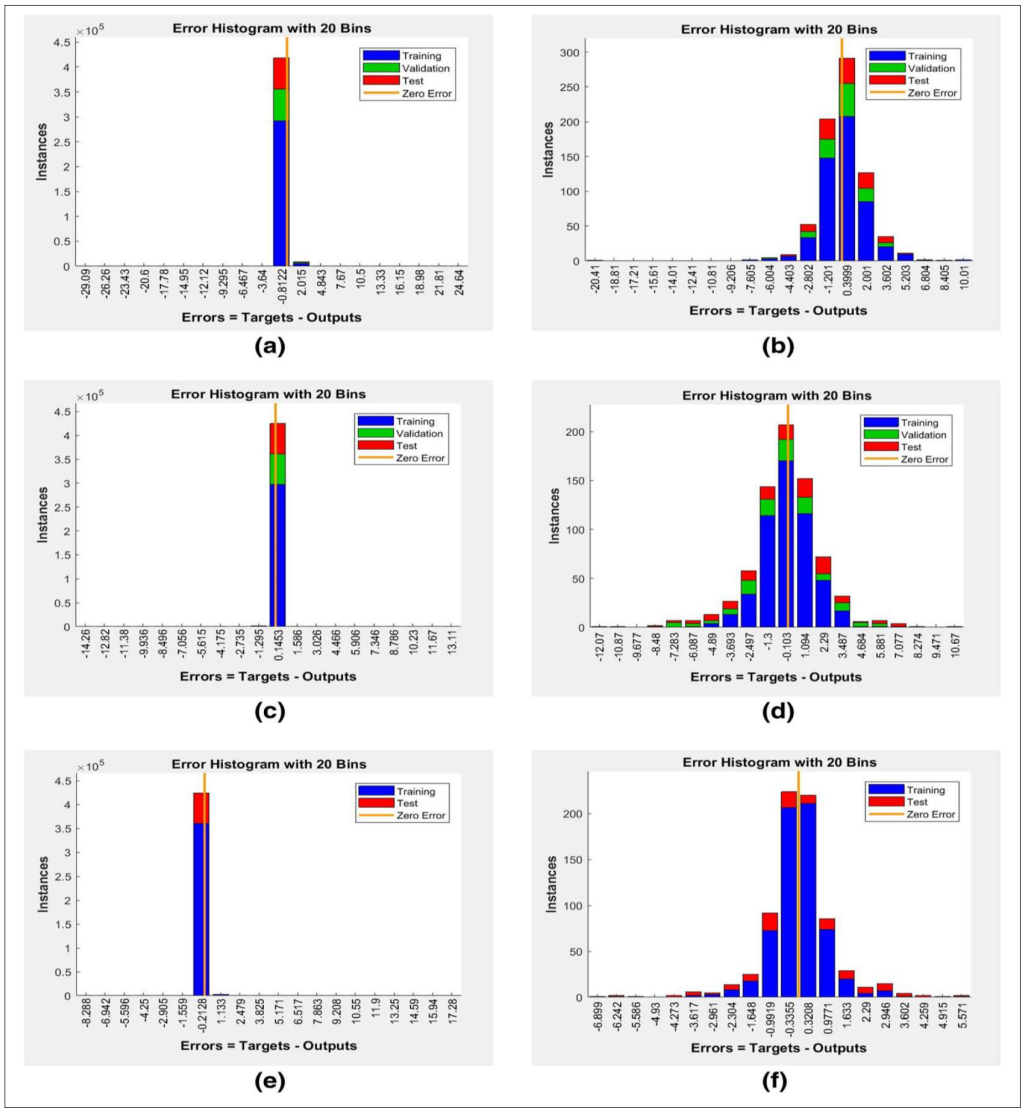
$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{n}(x_t - x)^2 \qquad (۱۱)$$

خطا در پیش‌بینی در واقع فاصله میان پیش‌بینی و مقدار واقعی است.

جدول ۶: مقایسه خروجی شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی

مدل	RMSE	MAPE	MSE
شبکه عصبی مصنوعی	۳/۵	۷/۹	۱۰/۳
رگرسیون خطی	۴	۱۲/۷	۱۶/۷

همانگونه که در جدول ۶ مشاهده می‌شود خطای شبکه‌ی عصبی بسیار کمتر از خطای رگرسیون خطی است. همچنین بعلت ماهیت غیرخطی نمودار قیمت سهام و تناسب آن با شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌توان توان پیش‌بینی شبکه عصبی را بالاتر از رگرسیون دانست.



شکل ۵: نمودارهای ستونی خطا از پیش بینی

(a)گرادیان مزدوج مقیاس بندی شده روی داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت، (b)روی داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای، (c)لونبرگ-مارکوارت روی داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت، (d)لونبرگ-مارکوارت روی داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای، (e)تنظیم بیزین روی داده‌های محدوده‌ی کمترین قیمت، (f)تنظیم بیزین روی داده‌های ۳۰ دقیقه‌ای

نتیجه‌گیری و کارهای آینده

در این پژوهش موردی داده‌های حدود۶۰ روز کاری گذشته مورد استفاده قرار گرفت. انتخاب یک مجموعه داده‌ی گسترده‌تر می‌تواند برای وارد کردن عوامل فصلی و سالانه که بر حرکت قیمت سهام تاثیر می‌گذارند، مورد استفاده قرار گیرد. همچنین پیش‌بینی داده‌های دقیقه به دقیقه در حالی که به ما اجازه می‌دهد تا از داده‌های قبلی قابل‌توجه تری استفاده کنیم می‌تواند اندازه مجموعه داده‌ها را تا ۷۰ ٪ کاهش دهد و ممکن است قادر به ارائه نتایج قابل‌مقایسه باشد. شبکه‌های عصبی بازگشتی ممکن است پیش‌بینی‌های بهتری را نسبت به شبکه‌های عصبی مورد استفاده در این پژوهش فراهم کنند، بعنوان یک کار پژوهشی دیگر که در حال بررسی است استفاده از شبکه های عصبی برگشتی با حافظه کوتاه مدت بلند است که پیش‌بینی می‌شود نتایج خیلی قابل اتکاتری نسبت به شبکه‌های عصبی غیر بازگشتی داشته باشد. همچنین مقایسه‌ی بهترین الگوریتم یادگیری در شبکه عصبی با همان داده‌ها در رگرسیون خطی نیز می‌توان به این نتیجه رسید که پیش‌بینی یک سری زمانی غیرخطی که از متغیرهای ناهمبسته نیز بهره می‌برد بعلت ماهیت شبکه‌های عصبی مصنوعی که آنها نیز غیرخطی هستند و از داده‌های ورودی با حجم بالا نیز استفاده می‌کنند توان بالاتری نسبت به روش‌های محاسباتی خطی دارد گرچه قیمت سهام تابع متغیرهای بسیار دیگری می‌باشد که همه‌ی متغیرهای قابل مدل‌سازی و تعمیم نیست ولی با فازی کردن و استفاده از الگوریتم ژنتیک میتوان به نتایج فوق العاده دیگری نیز دست یافت.

منابع

1) Ahangar RG, Yahyazadehfar M, Pournaghshband H (2010) the comparison of methods artificial neural network with linear regression using specific variables for prediction stock Price in Tehran stock exchange. In J Comp SC Informal Sec 7(2):38–46

2) 2-Cortes C, Vapnik V (1995) Support vector networks. Mach Learn 20:273–297, Fausett L (1994) Fundamentals of neural networks. Prentice Hall, New York, NY, USA Guresen E, Kayakutlu G, Daim TU (2011) Using artificial neural network models in stock market index prediction. Expert Syst Appl 38:10389–10397

3) Hadbolt J, Taylor JG (eds) (2002) Neural networks and the financial markets: predicting, combining and portfolio optimization. Springer-Verlag, London

4) Mehdi K, Zahra H (2017) Performance evaluation of series and parallel strategies for financial time series forecasting. Financial Innovation 3:24

5) Hagan MT, Menhaj M (1996) Training feed forward networks with the Marquardt algorithm. IEEE Trans Neural Newt 5(6):989–993

6) Jonathon TL (2013) A Bayesian regularized artificial neural network for stock market forecasting. Experts System with Application 40:5501–5506

7) Guresen E, Kayakutlu G, Daim TU (2011) Using artificial neural network models in stock market index prediction. Expert Syst Appl 38:10389–10397

8) O. Abdel-Hamid, A. R. Mohamed, H. Jiang, L. Deng, G. Penn and D. Yu, "Convolutional neural networks for speech recognition", IEEE/ACM Trans. Audio Speech Language Process., vol. 22, no. 10, pp. 1533-1545, Oct. 2014. https://doi.org/10.1109/TASLP.2014.2339736

9) Raymundo A. González-Grimaldo, Juan C. Cuevas-Tello, Analysis of Time Series with Artificial Neural Networks, 2008, DOI: 10.1109/MICAI.2008.55

10) Shuai Liu, Hong Ji, Morgan C. Wang, Nonpooling Convolutional Neural Network Forecasting for Seasonal Time Series with Trends, 2019, DOI: 10.1109/TNNLS.2019.2934110

11) Saeid Zare Naghadehi, Milad Asadi, Mohammad Maleki, Seyed-Mohammad Tavakkoli-Sabour, John Lodewijk Van Genderen, and Samira-Sadat Saleh, Prediction of Urban Area Expansion with Implementation of MLC, SAM and SVMs' Classifiers Incorporating Artificial Neural Network Using Landsat Data, ISPRS Int. J. Geo-Inf. 2021, 10(8), 513; https://doi.org/10.3390/ijgi10080513

12) Xue Yang, Hao Sun, Xian Sun, Menglong Yan, Zhi Guo, Kun Fu, Position Detection and Direction Prediction for Arbitrary-Oriented Ships via Multitask

Rotation Region Convolutional Neural Network, 2018, DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2869884

13) Zonghan Wu, Shirui Pan, Fengwen Chen, Guodong Long, Chengqi Zhang, Philip S. Yu, A Comprehensive Survey on Graph Neural Networks,۲۰۲۱

یادداشت‌ها

1. Dynamic
2. Chaos tic
3. Non-parametric
4. Non-linear
5. Deterministic
6. Fundamental
7. Technical
8. Machine Learn Method
9. Exponential smoothing
10. Moving average
11. Auto regressive integrated moving average
12. Support vector machine
13. Function
14. Cost
15. Threshold
16. Minimum square error
17. Gauss-Newton
18. Decreasing gradient
19. Interpolation
20. Hessian matrix
21. Jacobin matrix
22. Bias
23. Decreasing gradient
24. Performance function
25. Step size
26. Validation

Stock price prediction using artificial neural networks on lowest price range data

Bahman Ashrafijoo[1]
Nasser Feghhi-farahmand[2]
Yaghoub Alavi matin[3]
Kamaleddin Rahmani[4]

Receipt: 12/09/2022 **Acceptance: 28/12/2022**

Abstract

Today, one of the most important challenges in the capital market is stock price prediction. Stock price data represents a financial time series whose trend is very difficult to predict due to its characteristics and dynamic nature. One of the most recent methods used in predicting financial time series is ANN with back propagation of error. In this article, artificial neural networks based on three different Levenberg-Marquardt learning algorithms, scaled conjugate gradient and Bayesian regularization were used to predict the stock market based on the data of the lowest price range as well as the 30-minute data of the stock market index and compared their results together. We compare. All three algorithms provide a 99.9% estimate using the lowest price range data. But when using 30-minute data, the estimation accuracy decreases to 96.2%, 97.0%, and 98.9% for Levenberg-Marquarat algorithm, scaled conjugate gradient, and Bayesian regularization, respectively, which compares with the results Obtained by using the data of the lowest price range, the accuracy of the prediction is significantly reduced. Finally, the optimal neural network is compared with the regression method to determine that the results of the ANN in complex nonlinear time series are more efficient than linear methods.

Keywords

Artificial neural network; Levenberg-Marquardt; Scaled Conjugate Gradient; Bayesian Regularization; Lowest price range date, Regression

1- Department of Industrial Management, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran. stu.ashrafijoo@iaut.ac.ir
2-Department of Industrial management, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran. (Corresponding Author) farahmand@iaut.ac.ir
3-Department of Industrial management, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran. alavimatin@iaut.ac.ir
4-Department of Industrial management, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran. kamaleddinrahmani@iaut.ac.ir